1 引言

近年来，人们逐渐从信息化时代迈向了数据时代，各种数据爆炸式地增长，数据消费也在日益增多，大量的信息、知识和利润隐藏在这些数据中。如何更有效地利用这些数据，已经成为这个时代下人们共同探索的问题之一。

在这次大作业中，我将对 Adult 数据集进行全面的分析：首先探索数据集中各特征的分布信息；再划分数据集，尝试多种分类模型；最后比较这些模型在 Adult 数据集上的预测结果（分析代码均基于 Python 语言，相关工具和库包可参见附录 A.1）[1]。

2 探索 Adult 数据集

2.1 Adult 数据集的基本信息

Adult 数据集 [1] 也称人口普查收入（Census Income）数据集，来源于美国 1994 年的人口普查数据库，可以作为二分类数据集，用来预测居民年收入是否超过 50K$，其基本信息可参见表 1。

表 1: Adult 数据集的基本信息

属性	值	属性	值
数据集特征	多变量	相关应用	分类
实例数	48842	捐赠日期	1996.5.1
领域	社会	是否有缺失值	有
属性特征	类别型或整数	官网访问次数	1188850
属性数目	14		

Adult 数据集的每个实例包含 14 个属性，其含义、数据类型、取值范围等基本信息见表 2。

表 2: Adult 数据集的基本信息

特征名	含义	数据类型	类别数
age	年龄	整数	-
workclass	工作类型	类别型	8
fnlwgt	序号	整数	-
education	教育程度	类别型	16
education-num	受教育时间	整数	-
marital-status	婚姻状况	类别型	7
occupation	职业	类别型	14
relationship	家庭关系	类别型	6
race	种族	类别型	5
sex	性别	类别型	2
capital-gain	资本收益	整数	-
capital-loss	资本损失	整数	-
hours-per-week	每周工作小时数	整数	-
native-country	原籍	类别型	41

[1]本次大作业以及以往小作业的代码可参见我的 github 仓库：https://github.com/shinshiner/CS245-Data-Science

2.2 数据预处理

我首先使用 pandas 库读取 Adult 数据集，将其存储为 pandas 库中的 DataFrame 格式，随机打印出其中几个实例，对该数据集进行初步的观察，结果如下。

```
 1  age  work_class   fnlwgt     education   education_num       marital_status
 2   24     Private   269799    Assoc-voc              11        Never-married
 3   35           ?   169809    Bachelors              13   Married-civ-spouse
 4   51     Private   257126         10th               6   Married-civ-spouse
 5   72     Private   107814      Masters              14        Never-married
 6   33     Private   205950      HS-grad               9        Never-married
 7
 8        occupation     relationship     race     sex   capital_gain
 9   Exec-managerial    Not-in-family    White    Male              0
10                 ?          Husband    White    Male              0
11     Craft-repair           Husband    White    Male              0
12   Prof-specialty    Not-in-family    White    Male           2329
13    Other-service        Own-child    White    Male              0
14
15   capital_loss   hours_per_week   native_country   income
16              0               40    United-States   <=50K.
17              0               20    United-States    <=50K
18              0               40    United-States   <=50K.
19              0               60    United-States    <=50K
20              0               40    United-States    <=50K
```

从以上的初步观察可以得知，Adult 数据集存在数据缺失的情况（如第 3 行和 10 行的“?”），我对整个数据集进行统计后，发现数据集中共有 3620 个实例存在缺失值，而其中 2799 个实例的缺失值多于 1 个（表 3）。同时，我发现分类目标（income）的部分值存在歧义，“<=50K.”与“<=50K”属于同类，却被赋上不同标签，在后续预处理过程中（3.3.3小节）我会进行处理。

表 3: Adult 数据集缺失值分布

	无缺失值	缺失 1 个特征	缺失 2 个特征	缺失 3 个特征
实例数	45222	821	2753	46

考虑到数据集中存在缺失值的实例数较少（仅占总数的 7.41%），且缺失的均为类别型变量，若用一般的方式填补会带来较大的偏差，因此我选择将这些实例直接删除，清理缺失值后的 Adult 数据集包含 45222 个实例，虽然由于删除数据导致 workclass 特征减少了一类（Never-worked），但相应的实例只有 10 个，可以忽略不计。

2.3 Adult 数据集中各特征的分布

对 Adult 数据集进行检查和清理后，我开始探索 Adult 数据集中各特征的分布，我将数值型特征和类别型特征分别处理：对于数值型特征，我主要关注其数字特征（如均值，方差等）及分布密度；对于类别型特征，我主要关注其具体的分布情况。

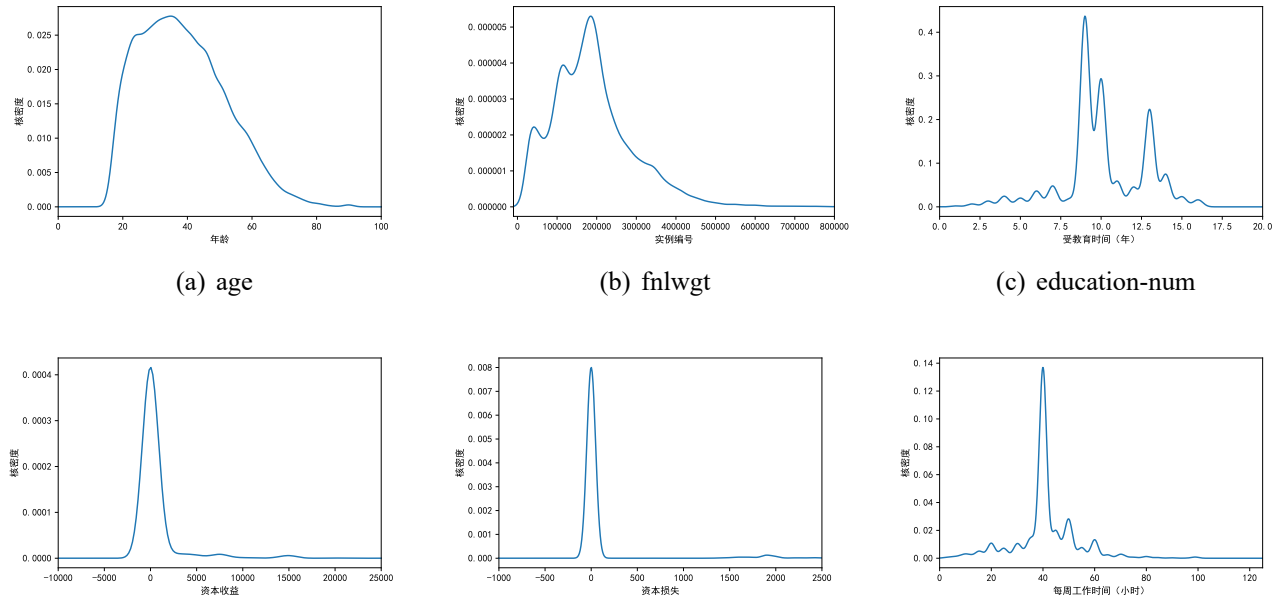
2.3.1 数值型特征的分布

Adult 数据集中的数值型特征为：age, fnlwgt, education-num, capital-gain, capital-loss 以及 hours-per-week。我首先统计其均值、标准差等数字特征，相应结果如表 4所示。

表 4: Adult 数据集数值型特征的数字特征

特征名	均值	标准差	最大值	最小值	上四分位数	下四分位数
age	38.548	13.218	90.000	17.000	47.000	28.000
fnlwgt	18976.470	10563.920	1490400.000	13492.000	237926.000	117388.200
education-num	10.118	2.553	16.000	1.000	13.000	9.000
capital-gain	1101.430	7506.430	99999.000	0.000	0.000	0.000
capital-loss	88.595	404.956	4356.000	0.000	0.000	0.000
hours-per-week	40.938	12.008	99.000	1.000	45.000	40.000

上表的数据大致反映了各特征的分布情况，为更加直观地探索各数值型特征的分布趋势，我作出了相应的概率核密度分布图（高斯核），见图 1。

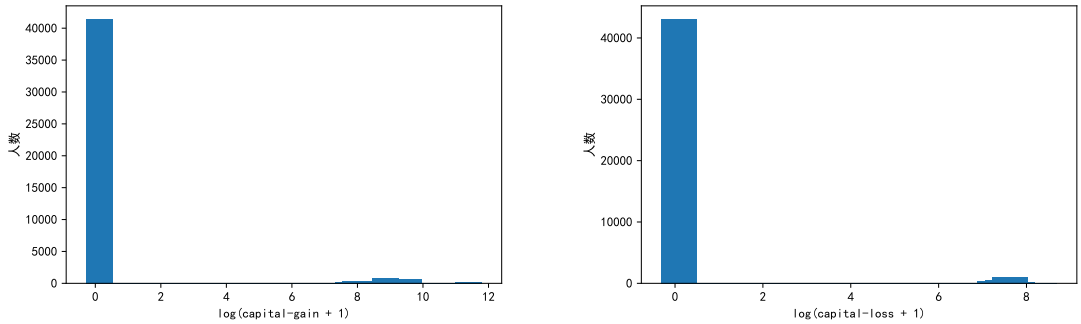


(a) age (b) fnlwgt (c) education-num

(d) capital-gain (e) capital-loss (f) hours-per-week

图 1: Adult 数据集数值型特征概率核密度分布

容易看出，Adult 数据集的 6 个数值型特征接近于正态分布。通过进一步的观察，我发现 capital-gain 和 capital-loss 这两个特征的大部分取值均分布在 0 附近，仅通过概率核密度图无法了解两特征其余取值的分布情况。为更精确、详细地探索其分布，我做出了两特征对数值（$log(x+1)$）下相应的直方图（图 2）。

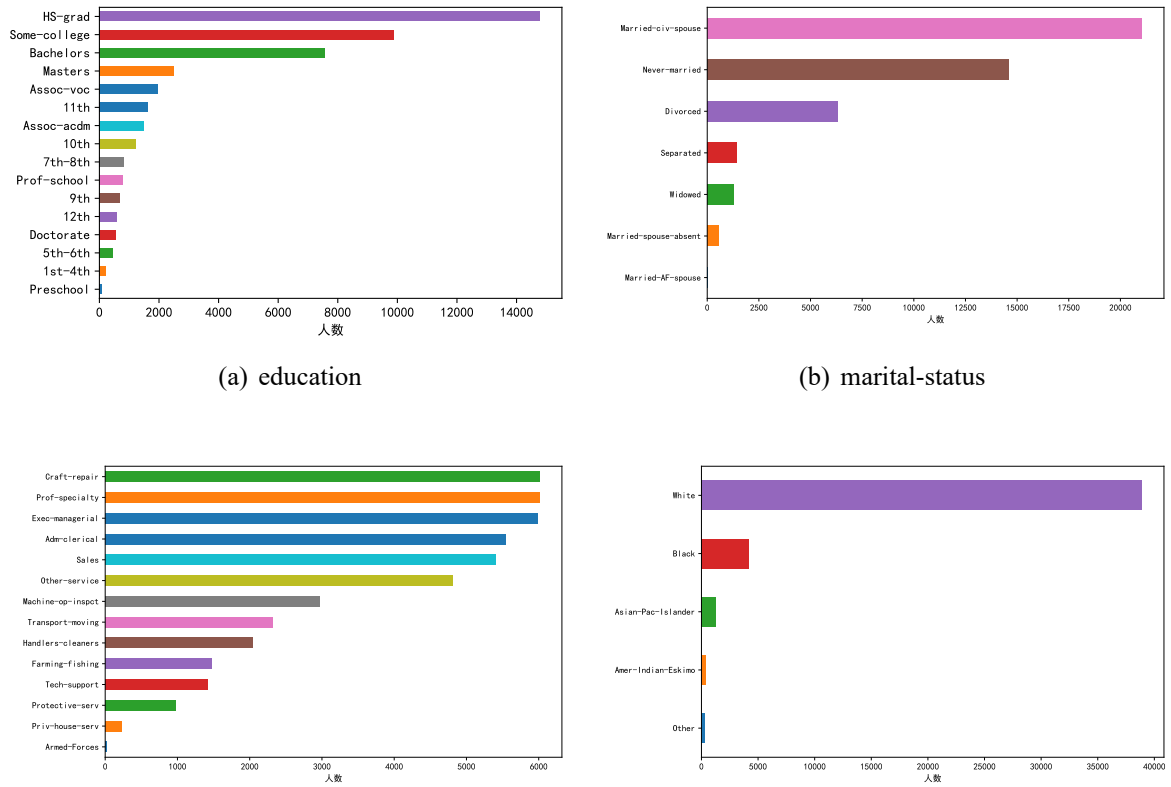


(a) capital-gain (b) capital-loss

图 2: capital-in 和 capital-out 的分布直方图

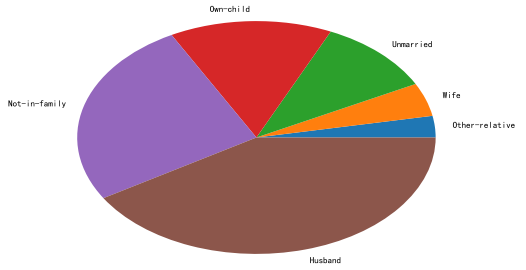
2.3.2 类别型特征的分布

Adult 数据集中的类别型特征包含：workclass, education, marital-status, occupation, relationship, race, sex 以及 native-country。我将其分布表示为条形图或饼图（图 3，4）。各特征中包含的详细类名已记录于附录 A.2.4中。

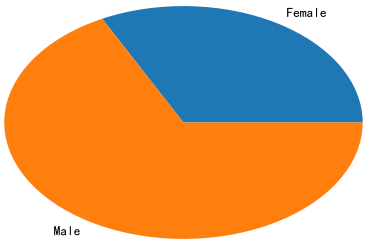


(c) occupation (d) race

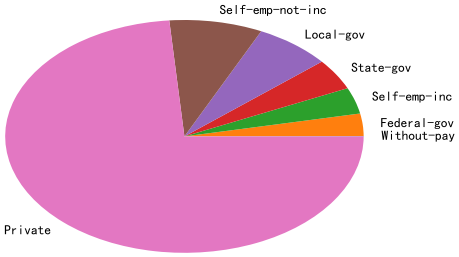
图 3: Adult 数据集类别型特征分布条形图



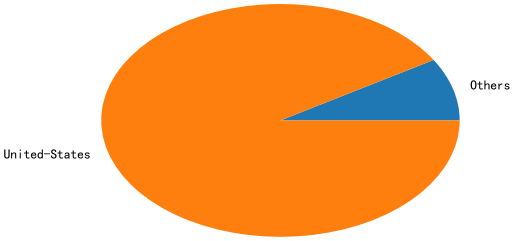
(a) relationship



(b) sex



(c) workclass



(d) native-country

图 4: Adult 数据集类别型特征分布饼图（由于 native-country 包含的类数较多，因此除 United-States 外国籍的分布见附录 A.2.2）

从图 4(d)及图 3(d)中可以看出，Adult 数据集中的大部分成年人都来自于美国，且为白色人种，我认为这一点对于 Adult 数据集其余特征的分布有着重要的影响。

2.3.3 所有属性的分布直方图

直方图是统计学中最常用的统计报告图之一，能够对数据分布进行精确且直观的图形表示。

对数据集特征分布的探索，一种图片能够反映的信息是有限的，如概率核密度图仅统计分布信息，无法表示具体的数值。为更加全面地呈现出 Adult 数据集中所有属性（包括特征和分类目标）的分布，我作出每个属性的直方图，并将其排列在一起。限于篇幅，我将其放在附录 A.2.1中。

2.4 Adult 数据集中各特征的相关性

探索完 Adult 数据集中各特征的分布后，我开始探索特征之间的相关性。我选择相关系数作为相关性的判断标准。为方便计算，我将类别型特征数字化，即用 0 至 $n-1$（n 表示该特征对应的类数）表示各类，14 个特征相关性的直观表示可参见图 5。

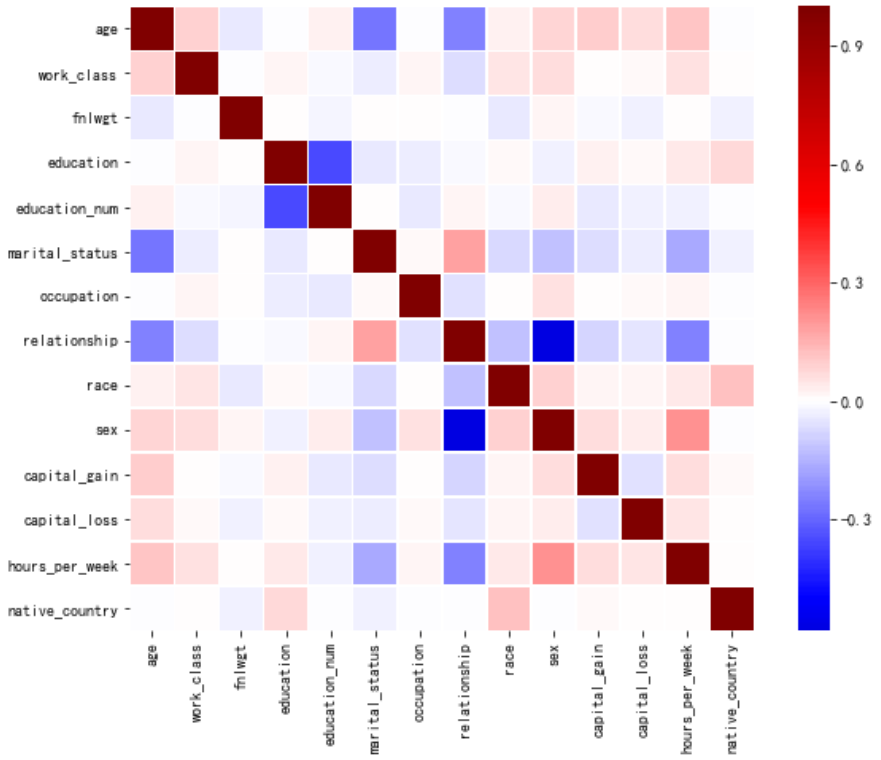


图 5: Adult 数据集特征相关系数热度图

从上图中容易发现，半数特征之间都有着一定的相关性，特别的是，education 和 education-num 特征之间有着较强的相关性。从常识分析，有着相同教育程度的成年人也应具有相同的受教育时间，为验证这一猜测，我打印出 100 个实例的 education 和 education-num，部分结果如表 5。

表 5: 部分实例的 education 和 education-num

	education	education-num
0	Some-college	10
1	Assoc-acdm	12
2	Bachelors	13
3	HS-grad	9
4	Bachelors	13
5	Assoc-voc	11
6	Masters	14
7	11th	7
8	Bachelors	13
9	9th	5

根据实验结果，education 与 education-num 特征确实一一对应，在进行分类时可以将其中之一删除，以防止冗余特征出现。

除 education 与 education-num 外，性别-家庭关系、年龄-家庭关系、年龄-婚姻状况、家庭关系-每周工作小时数这几对特征均有着较强的相关性，而 fnlwgt 与其余特征之间都几乎无相关性。

图 5仅提供了特征间相关性的直观表达，其详细的数值可参见图 6。

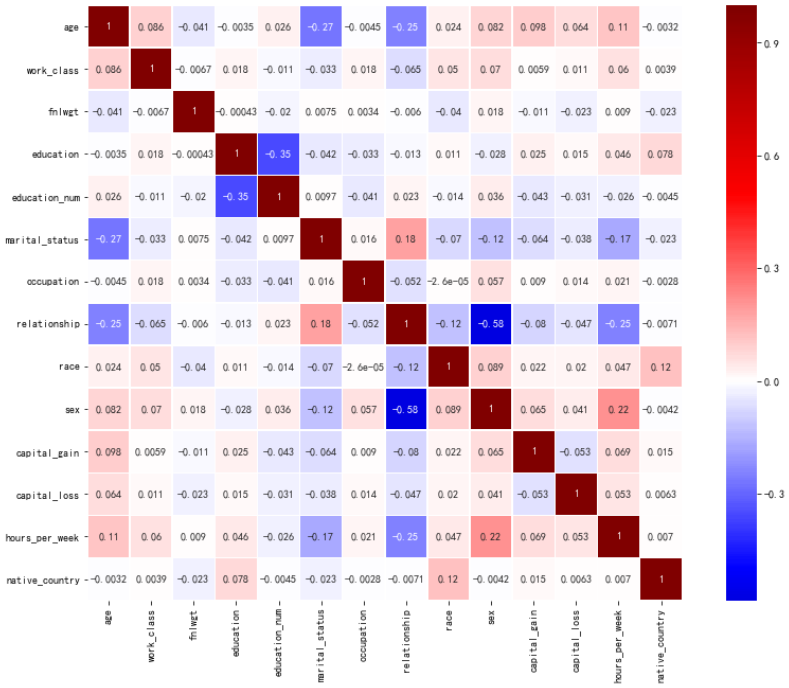


图 6: Adult 数据集特征相关系数热度图（含相关系数值）

3 划分数据集并构造分类模型

探索完 Adult 数据集中各特征的分布和相关性后，我开始对其进行训练集和测试集的划分并构造一系列分类模型。

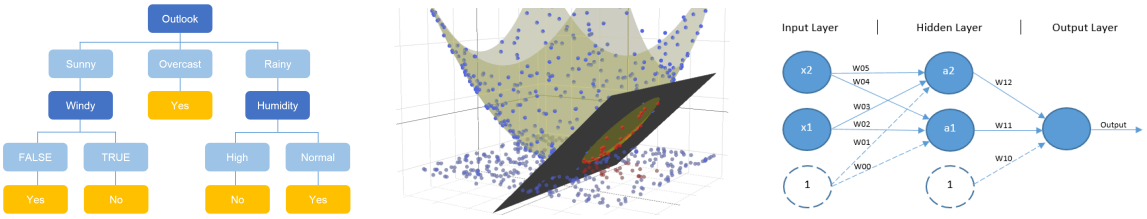
3.1 划分数据集

对数据集的划分一般有两种方法：一是直接按照一定的比例将数据划分为训练集和测试集（需保证训练集和测试集中的类分布大致相同）；二是使用分层交叉验证，将数据随机等分为 k 个不相交子集，执行 k 次训练与测试，根据 k 次迭代的平均表现评价模型的性能。

本次作业中，为使评价结果更加精确，我主要使用分层交叉验证方法划分数据集，只在训练基线分类模型（baseline）时使用直接划分训练集和测试集的方法。

3.2 构造分类模型

在机器学习领域，用于分类的算法种类繁多，基本的分类算法包括了逻辑回归（Logistic Regression）、K 近邻（KNN）、决策树、支持向量机（SVM）以及多层感知机（MLP）等。考虑到 Adult 数据集的特征维数并不高，且分类目标简单（二分类），我在本次作业中选择使用决策树、SVM 以及 MLP 三种分类模型（图 7）。除使用单独模型进行分类外，我尝试应用了模型集成的方法以提高相应的分类效果。



(a) 决策树　　(b) SVM　　(c) MLP

图 7: 决策树、SVM 和 MLP 模型的直观表示

3.3 数据预处理

在进行正式的分类之前，我对 Adult 数据集的特征和分类目标进行了一些预处理，以方便分类模型的训练。

3.3.1 Z-score 标准化（规范化）

一般地，Z-score 标准化有如下形式：

$$y = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

其中 μ 和 σ 分别代表原数据的均值和标准差。

对于分类问题的数值型特征，经 Z-score 标准化后符合标准正态分布，即 $N(0,1)$，可以有效避免因数值过大导致的模型偏差，并能够加快模型的学习速率，这些优势在 SVM 和 MLP 等模型中表现得更加明显。

除此之外，2.3.1小节的结果表明，Adult 数据集里的数值型特征大多近似服从正态分布，在这个条件下，Z-score 标准化能够取得更良好的效果。若特征的分布与正态分布相差较大，则 Z-score 标准化反而会破坏原数据的分布，造成额外的偏差。

3.3.2 向量化

Adult 数据集中存在 8 个类别型特征，且除教育程度外，这些特征的类别之间并无大小关系，如性别的男女之间不存在大小的区别。为方便模型的训练，我将教育程度（education）这个冗余的特征直接删除，将其余类别型特征从字符串转化为 one-hot 向量。经过向量化处理后的数据，每个实例包含 88 维特征。

类似于 2.4 小节，我同样作出各特征之间相关性的热度图，从图 8中可以清晰地分辨出特征的相关性：大部分相关性集中于图的左上角，而国籍特征较为独立（含具体相关系数的热度图见附录 A.2.3）。

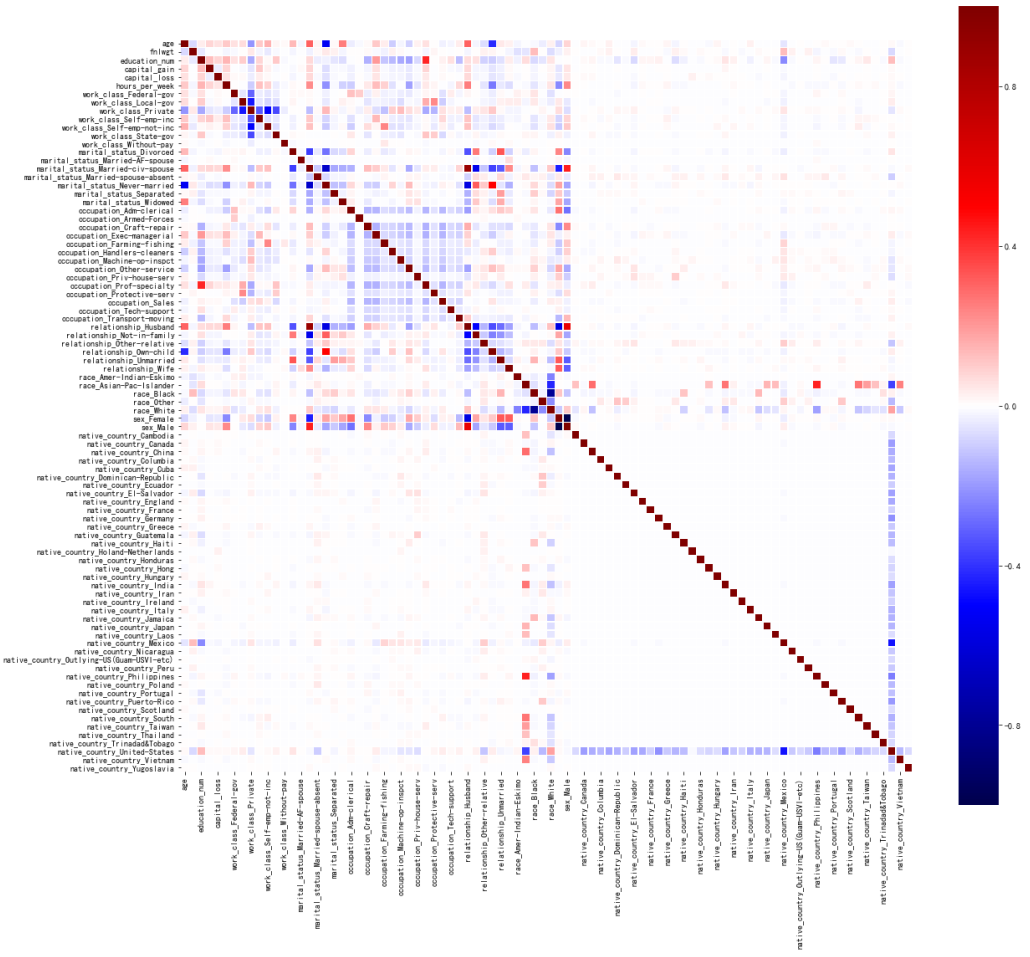


图 8: Adult 数据集特征向量化后的相关系数热度图

3.3.3 分类目标修正

Adult 数据集的分类目标为居民收入，分为两类：<=50K$ 以及 >50K$。而数据集中有些实例的分类目标后多了“.”，如变为“<=50K.”，直接使用原数据训练将导致分类目标变为 4 类。因此，我将分类目标转化为-1 和 1，分别表示 <=50K$ 和 >50K$。另外值得注意的一点是 Adult 数据集包含 34014 个负样本（<=50K），而仅有 11208 个正样本。

3.4 分类性能评价标准

对于分类问题，评价分类性能的标准一般有 3 个：精确度（precision），召回率（recall）以及 f1-score。其在二分类问题中的定义如下。

假设二分类问题的结果为：

	正类	负类
分类正确	TP	FP
分类错误	FN	TN

则精确度、召回率和 f1-score 分别定义为

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$F1 = \frac{2PR}{P + R}$$

一般地，在大规模的数据集下，精确度和召回率会相互制约，出现一高一低的现象，而 f1-score 可以兼顾二者，有效减少因一者过大带来的误差。因此，在本次作业的实验中，我主要以 **f1-score** 作为分类性能的主要评价标准，精确度和召回率则在训练基线模型时作为参考标准。

4 各分类模型的预测结果比较

4.1 现有模型效果调查

在开始训练分类模型前，我先调查了一些传统分类模型在 Adult 数据集上的分类效果 [2]，衡量的标准为分类精确度，结果可参见表 6。

模型（算法）	错误率（1-精确度）
C4.5	15.54 %
C4.5-auto	14.46 %
C4.5 rules	14.94 %
Voted ID3 (0.6)	15.64 %
Voted ID3 (0.8)	16.47 %
T2	16.84 %
1R	19.54 %
NBTree	14.10 %
CN2	16.00 %
HOODG	14.82 %
FSS Naive Bayes	14.05 %
IDTM (Decision table)	14.46 %
Naive-Bayes	16.12 %
Nearest-neighbor (1)	21.42 %
Nearest-neighbor (3)	20.35 %
OC1	15.04 %
Pebls	100 %

表 6: 传统分类模型在 Adult 数据集上的分类效果

4.2 基线模型（**baseline**）

为方便之后的比较，我首先使用 sklearn [3] 中的默认参数，不使用标准化，构造了三个基线模型，以及一个空模型（按相等概率随机预测），参见表 7和表 8。

表 7: 基线模型在 Adult 数据集上的性能（0.8-0.2 比例的训练集-测试集分割）

	精确度（precision）	召回率（recall）	f1-score	时间（秒）
决策树	0.81	0.81	0.81	0.25
SVM	0.76	0.83	0.76	1044.22
MLP	0.78	0.80	0.79	0.59
空模型	0.72	0.52	0.57	0.07

表 8: 基线模型在 Adult 数据集上的性能（5 折分层交叉验证）

	精确度（precision）	召回率（recall）	f1-score	时间（秒）
决策树	0.80	0.80	0.80	4.41
SVM	0.83	0.83	0.83	4491.21
MLP	0.81	0.83	0.80	11.82
空模型	0.72	0.50	0.56	0.19

4.3 决策树模型

在本节中，我将使用网格搜索（Grid Search）对决策树模型的分类效果进行评估（5 折交叉验证），搜索的参数及范围参见表 9。

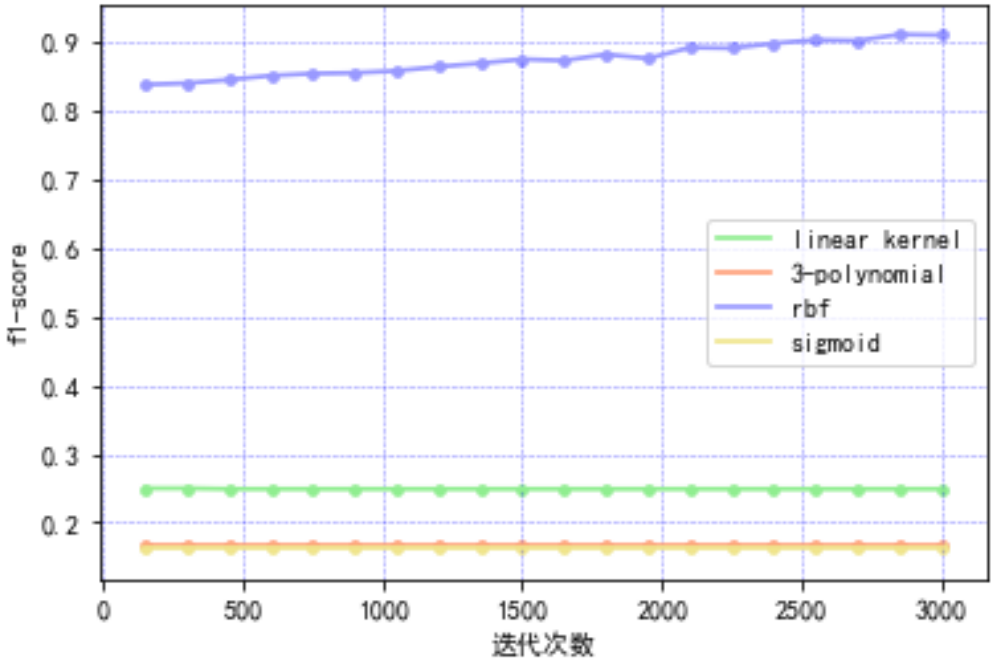
表 9: 对决策树模型网格搜索的参数及范围

参数	含义	类型（范围）
criterion	特征选择的度量标准	gini，entropy
max_depth	树的最大深度	正整数
max_features	寻求最佳划分时 要考虑的特征数目	总特征数或其平方根 或其以 2 为底的对数值
presort	是否对数据预先排序	布尔值
splitter	结点划分策略	best，random

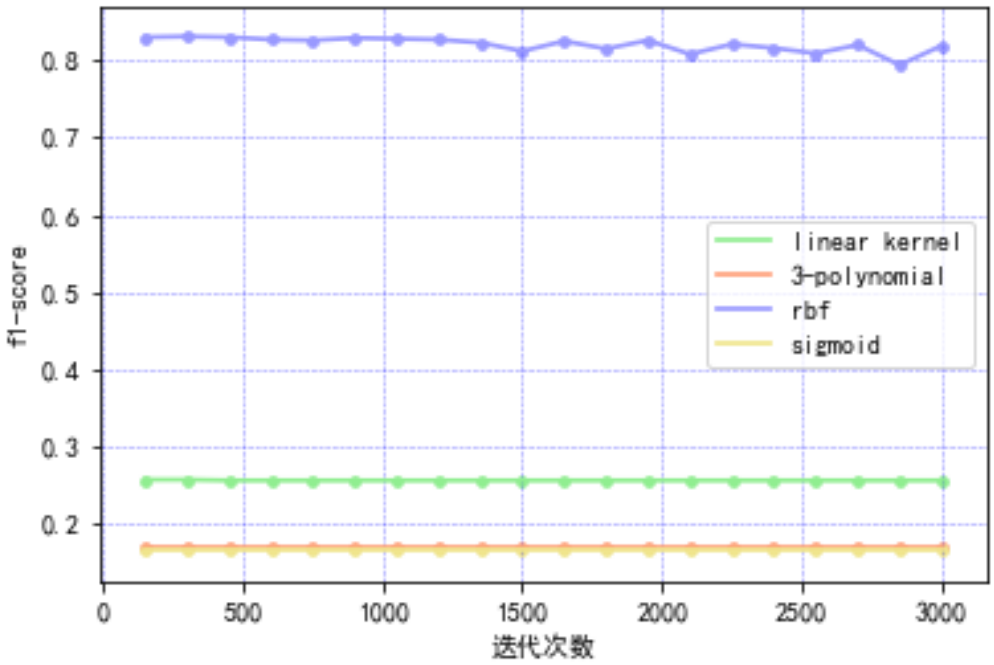
经过网格搜索后，我得到的最佳决策树模型的参数为：{criterion: entropy, splitter: best, max_features: 总特征数, max_depth: 9, presort: True}；该模型在测试集上的平均 f1-score 为 0.83。

对于经过 Z-score 标准化的 Adult 数据集，网格搜索的结果与未标准化时并没有差别。

最终通过网格搜索筛选出的最佳决策树模型的部分可视化见图 9。



(a) 决策树左部



(b) 决策树右部

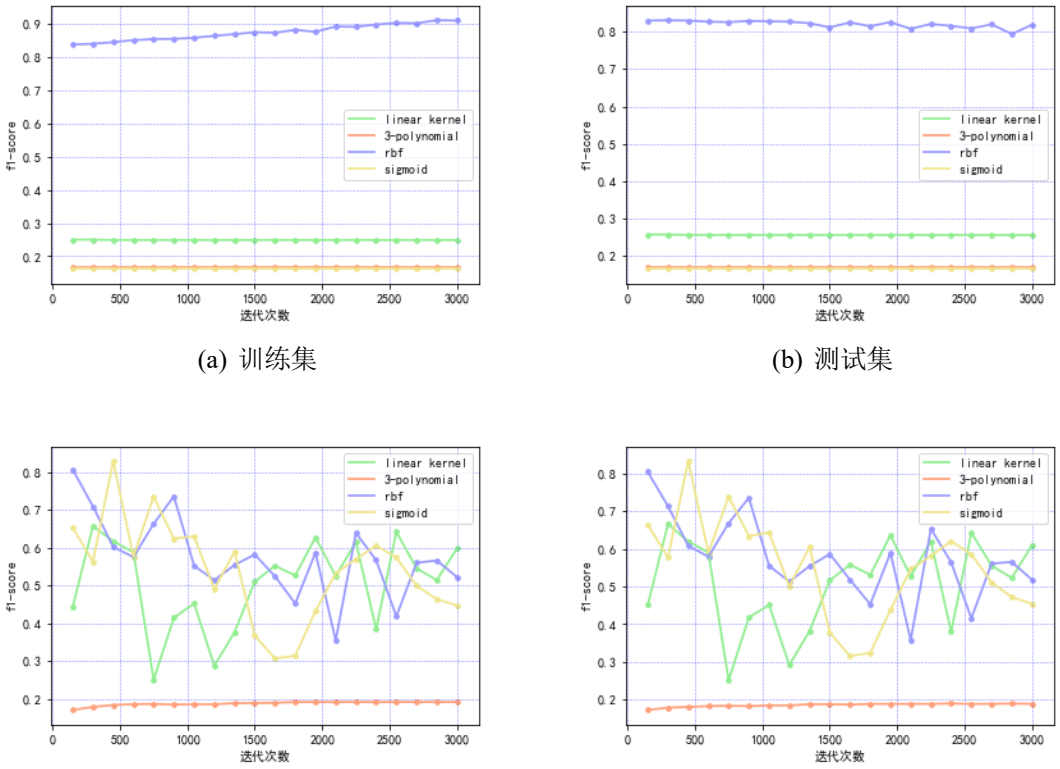
图 9: 最佳决策树模型的部分可视化

4.4 SVM

从表 7 和表 8来看，SVM 的二分类能力并没有完全展现出来，并且难以收敛。在这一节中，我将尝试改变 SVM 模型的多个关键参数，尽可能改善其表现（模型表现均基于 5 折交叉验证）。

4.4.1 核函数

原始的 SVM 属于线性分类器，核函数的引入将 SVM 的应用推广到了非线性数据上。不同的核函数所需要的计算量和性能均有较大差别，我在 Adult 数据集上尝试应用四种常用的核函数：rbf 核函数，多项式核函数（poly kernel），sigmoid 核函数以及线性核函数，各模型相应的表现见图 10 及图 **??**。



(a) 训练集　(b) 测试集

(c) 训练集（标准化）　(d) 测试集（标准化）

图 10: 不同核函数下 SVM 模型的分类表现

从上图中容易看出，对于未经 Z-score 标准化后的数据，SVM 模型在使用 rbf 核时分类效果较佳，而其余核函数的分类效果极差，甚至低于空模型；而对于 Z-score 标准化后的数据，linear 和 sigmoid 核函数的表现略有提高，但训练均极不稳定，向空模型的方向收敛。因此之后的实验均基于未 Z-score 标准化后的数据使用 rbf 核进行。

4.4.2 惩罚系数

SVM 在面对轻微的线性不可分数据时，可以通过引入惩罚系数 C，将原有的优化目标

$$L = \frac{1}{2} w^T w \tag{3}$$

变为

$$L = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{n=1}^{N} \xi_n, \tag{4}$$

适当的惩罚系数可以极大地改善 SVM 的分类性能。我使用类似于网格搜索的方式，遍历了各数量级的 C 取值，相应的结果可参见图 11。

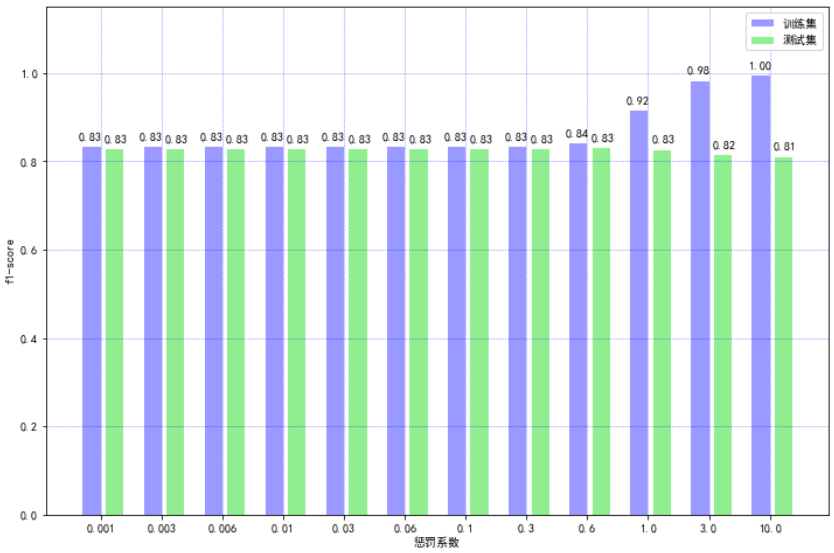


图 11: 不同惩罚系数下 SVM 模型的分类表现

上图结果表明，过低的惩罚系数 C 对 SVM 在 Adult 数据集上的分类性能没有改善作用，0.6-1.0 之间的 C 能够略微改善 SVM 的性能，而过大的 C 会让 SVM 趋于过拟合，泛化能力逐渐降低。

4.4.3 Gamma (γ)

rbf 核的数学表达形式为：

$$K(x_i, x_j) = exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \tag{5}$$

γ 是 rbf 核函数的一个重要参数，在 sklearn 中，其默认值为：$\frac{1}{\text{特征总维数}}$，在 Adult 数据集上即为 $1/104 = 0.096$。我利用类似网格搜索的方式探索了各数量级下的 γ 对应的 SVM 模型的分类表现（表 10）。

表 10: 不同数量级的 γ 对应的 SVM 模型的分类表现

γ	训练集 f1-score	测试集 f1-score	γ	训练集 f1-score	测试集 f1-score
1×10^{-6}	0.863	0.836	0.003	0.930	0.828
3×10^{-6}	0.869	0.837	0.006	0.947	0.828
6×10^{-6}	0.874	0.837	0.01	0.959	0.829
1×10^{-5}	0.876	0.836	0.03	0.977	0.831
3×10^{-5}	0.880	0.835	0.06	0.988	0.830
6×10^{-5}	0.883	0.833	0.1	0.993	0.831
1×10^{-4}	0.885	0.832	0.3	0.999	0.832
3×10^{-4}	0.890	0.831	0.6	1.000	0.831
6×10^{-4}	0.898	0.829	1.0	1.000	0.831
0.001	0.907	0.828	3.0	1.000	0.831

上表结果说明，

4.4.4 小结

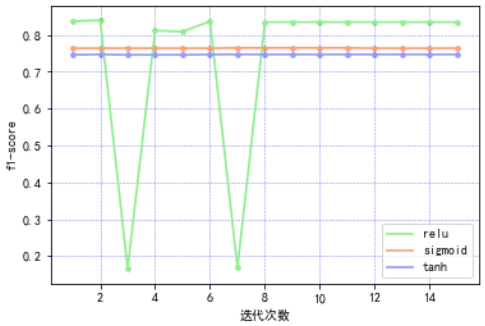
经过以上的探索，我得到了 SVM 模型在 Adult 数据集分类上表现较佳的一组参数：{核函数：rbf，惩罚参数：1.0，γ：xxx，是否进行 Z-score 标准化：否}，相应的 SVM 模型在测试集上的 f1-score 为：xxx。

4.5 MLP

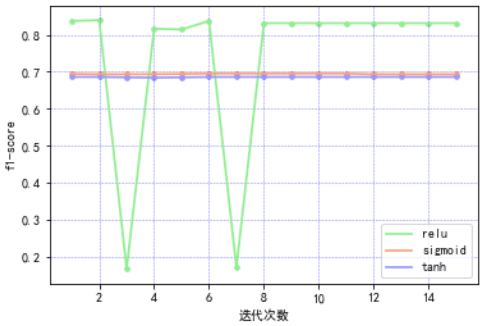
从 MLP 基线模型（表 7，8）的性能分析，MLP 的性能相比决策树模型稍逊。我认为较大的原因在于 MLP 模型的默认参数并不适合 Adult 数据集，因此，在本节中，我将对 MLP 中不同的组件（激活函数，优化算法等）对其在 Adult 数据集上分类性能的影响进行探究。

4.5.1 激活函数

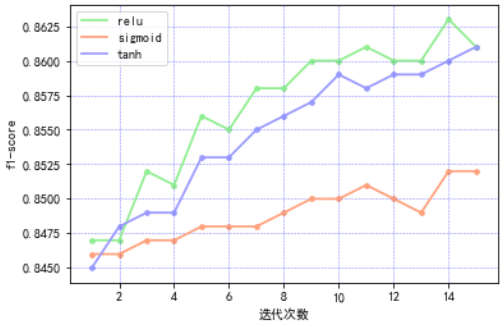
激活函数作用于 MLP 隐藏层中的每个神经元上，为 MLP 引入非线性因素，若缺少激活函数，神经网络的表达能力将极其有限。因此，激活函数是整个 MLP 中重要的组件之一。常用的激活函数包括 relu [4]，tanh 以及 sigmoid 等，相应的预测表现见图 12。



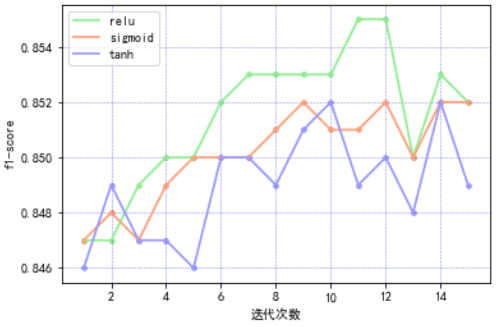
(a) 训练集



(b) 测试集



(c) 训练集（标准化）



(d) 测试集（标准化）

图 12: 不同激活函数下 MLP 模型的分类表现

上图结果表明，相比于 sigmoid 和 tanh，relu 激活函数在 Adult 数据集下的分类表现更佳。同时，MLP 在经过 Z-score 标准化后的 Adult 数据集上能取得更好的分类效果，不仅提高了整体的分类 f1-score，更有效地避免了使用 relu 激活函数时进入局部最小值的情况。因此，之后 MLP 部分的实验均基于 Z-score 标准化后的 Adult 数据集进行。

4.5.2 优化算法

优化算法作用于 MLP 更新参数时，对于同样的梯度分布，不同的优化算法的优化路径存在着极大的差别，图 13 形象地说明了这一点。因此，探究不同优化算法下 MLP 的分类性能是很有必要的，详细结果可参见图 14。

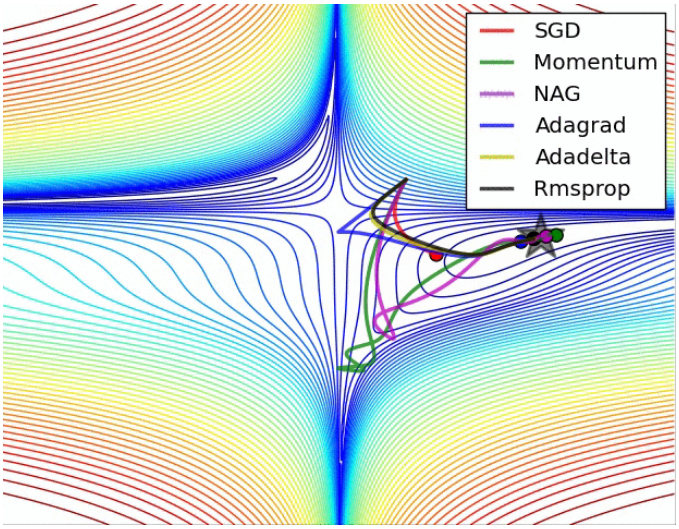
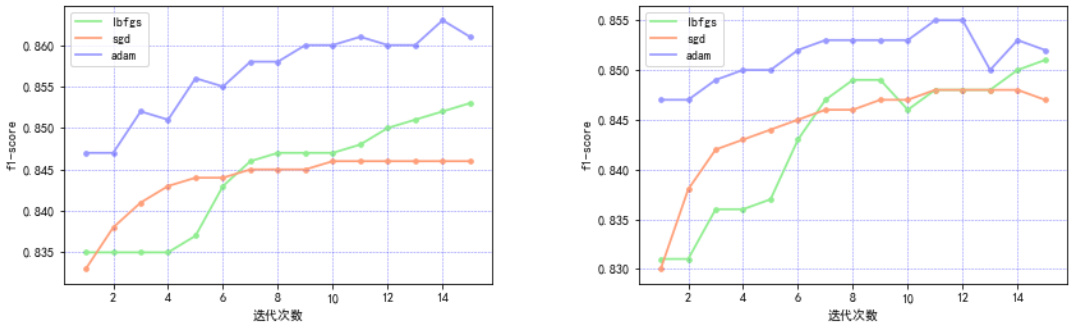


图 13: 不同优化算法的优化效果对比 [5]



(a) 训练集（标准化）　　(b) 测试集（标准化）

图 14: 不同优化算法下 MLP 模型的分类表现

根据上图结果，adam [6]、lbfgs 与 sgd 三种优化算法均能使 MLP 在 Adult 数据集上取得较佳的分类表现，但 adam 的效果明显优于 lbfgs 与 sgd，为探究其中的原因，我查阅了相关资料和原论文，认为图中反映出 adam 算法的巨大优势有着其坚实的理论依据。

作为最常用的优化算法，adam 能够利用较少的计算资源有效处理高噪声或稀疏的梯度分布，除此之外，其在优化的过程中能够通过计算梯度的一阶矩估计和二阶矩估计，为不同的参数设计独立的自适应性学习率。

4.5.3　学习率

在 MLP 的参数更新过程中，学习率决定了参数更新的速率，过大的学习率会导致模型进入局部最小值，而学习率过小则会减缓模型的学习速度。在本节中，我采用类似于 4.4.2小节的方式，对基于 adam 优化算法的 MLP 模型在不同学习率下的分类效果进行探索（图 15），由于 adam 算法能够自适应地改变学习率，此处的学习率即指**初始学习率**。

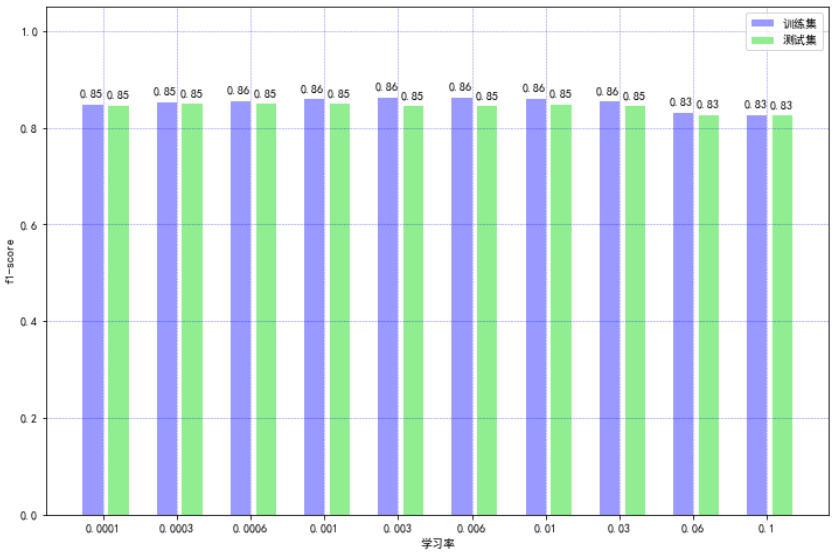


图 15: 不同初始学习率下 MLP 模型的分类表现

容易看出，除了过大的学习率有降低 MLP 性能的趋势外，MLP 在其余学习率下的表现并无太大差别，考虑到实际应用时的时间占用，我认为 0.03 是基于 adam 优化算法的 MLP 模型在 Adult 数据集分类问题下较佳的学习率。

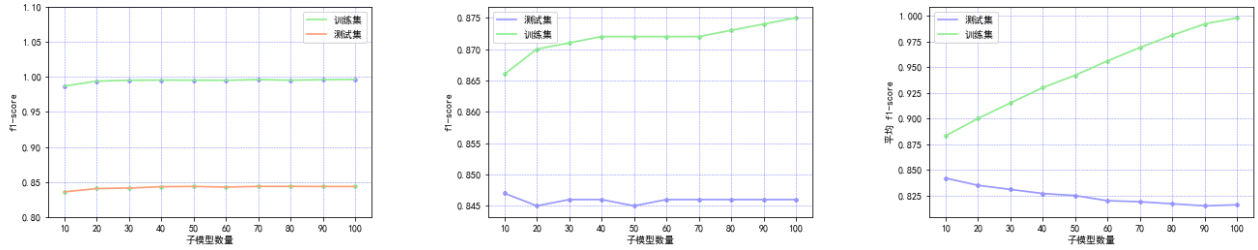
4.5.4 小结

经过以上的探索，我得到了 MLP 模型在 Adult 数据集分类上表现较佳的一组参数：{激活函数：relu，优化算法：adam，学习率：0.03，是否进行 Z-score 标准化：是}，相应的 MLP 模型在测试集上的 f1-score 为：xxx。

4.6 模型集成

从以上几节的结果分析，决策树模型在 Adult 数据集上的分类效果弱于 SVM 和 MLP。一般地，从一系列模型 $M_1, M_2, ..., M_k$ 创建组合模型 M^*，可以有效提高原模型的效果。相比于 SVM 和 MLP，决策树模型训练时速度快、占用计算空间和资源较少，适合进行模型集成。

因此，在本节中，我使用 bagging 和 boosting 两种模型集成的方法尝试改善决策树模型的分类效果。结果参见图 16。

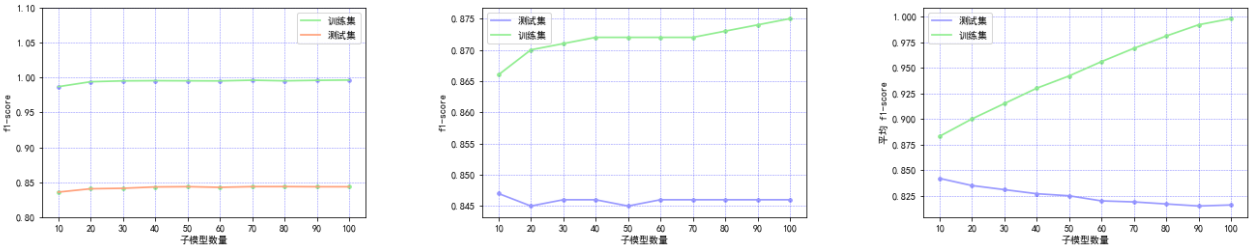


(a) bagging　　(b) boosting（SAMME）　　(c) boosting（SAMME.R）

图 16: 集成后的决策树模型的分类表现

相比于模型单独工作，有些集成决策树模型的分类效果确实有些许提高（基于 SAMME.R 的 boosting 集成出现了过拟合），但是考虑到集成模型时带来的额外计算和存储开销，我认为在 Adult 数据集上使用集成决策树模型的实际收益并不如模型单独工作。

为更加直观地了解各子模型的属性，我将三种集成方式下子模型提取的特征（或权重与错误率关系）可视化（图 17）。



(a) bagging　　(b) boosting（SAMME）　　(c) boosting（SAMME.R）

图 17: 三种集成方式下子模型提取的特征（或权重与错误率关系）可视化

4.7　三种分类模型效果对比

通过第 4小节的实验，我对决策树、SVM 和 MLP 三种模型在 Adult 数据集上的分类效果有了大致的了解。在本节中，我将探索三种分类模型在不同条件下对 Adult 数据集的分类效果。

4.7.1　Z-score 标准化

在前文的探索过程中，我已分别得到了三种模型在 Z-score 标准化前后的数据上的分类表现，在本节中我将这些结果进行一个直观的表示，方便观察在 Adult 数据集下，Z-score 标准化对于三种模型的适合程度，如表 11。

表 11: 三种分类模型在 Z-score 标准化前后的数据上的分类表现

	测试集 f1-score（标准化前）	测试集 f1-score（标准化后）
决策树	0.83	0.83
SVM		
MLP		

4.7.2　PCA

从 2.4小节的结果可知，Adult 数据集的特征之间存在一定的相关性，除 education 外，可能仍存在冗余的特征，因此我在本小节中对**原数据**进行 PCA 降维，并探索三种分类模型在降维后数据上的分类表现（表 12）。

表 12: 决策树、SVM 和 MLP 在降维后测试集上的分类表现

	降至 1 维	降至 2 维	降至 3 维
协方差总和	0.995091	0.999985	0.999999
决策树	0.83	0.83	
SVM			
MLP			

由 PCA 降维以及 2.4 小节的结果可知，Adult 数据集的特征包含了许多冗余的信息，仅取 1 维的主成分也足够表达绝大部分原信息。因此，三种模型在降维后的 Adult 数据集上表现与降维前并无差别。

4.7.3 最佳性能对比

根据 4 与 4.7小节的实验结果，三种模型均存在一个最佳的 f1-score 值，一定程度上代表其在 Adult 数据集上分类能力的极限（由于模型的参数空间极其巨大，无法保证该值是否为全局最优，但在一定程度上能反映该模型的最佳性能），对比参见表 13。

表 13: 三种分类模型在 Adult 数据集下的最佳分类性能

	训练集 f1-score	测试集 f1-score
决策树	0.85	0.83
SVM		
MLP		

5 对 Adult 数据集的分析结论

Adult 数据集是一个中等规模，存在少部分缺失值的二分类数据集，共 48842 个实例（3620 个包含缺失值），每个实例包含 14 个特征，其中 8 个为类别型特征，6 个为数值型特征。各类别型特征的分布差异较大，数值型特征的分布近似于正态分布。

对 Adult 数据集特征的相关性分析表明，半数特征之间都存在着一定的相关性，同时数据集中存在冗余的特征（education 和 education-num），也存在和其余特征几乎完全独立的特征（fnlwgt）。

我使用了决策树、SVM 和 MLP 三种分类模型对 Adult 数据集进行分类，并根据 f1-score 为分类效果衡量标准，对模型的参数进行微调。结果表明，xxx 的分类效果最佳，最高的 f1-score 可达到 xxx，而 xxx 模型所消耗的时间最少，平均不到 xxx 秒。除使用单独模型进行分类外，我还对决策树模型进行了模型集成（bagging 和 boosting），集成后的模型能够稍微提高分类性能。

6 致谢

一个学期转眼即过，这门课程也接近尾声。我认为这门课和我以前上的绝大多数课都不同，陆老师在课堂上不仅有理论上简明易懂的讲解，更用大量的实例向我们展示了如何将这些理论运用到实际中去，这正是以往许多课程没有提供的。经过这一学期对这门课程的学习，我不知不觉地在应用知识中提升了对理论知识的理解，同时也感到自己的工程能力有了提升。

最后，我要感谢陆老师在课堂上的精妙讲解和实例示范，感谢陆老师和助教在这门课程上对我的帮助！

A 附录

A.1 作业中使用的工具及库包

本次作业我所使用的编程语言为 Python [7]，编辑环境以 jupyter notebook [8] 为主。作业中我使用的库包见表 14。

表 14: 本作业中使用的库包

库包名	用途
numpy [9]	处理数据，数值计算
pandas [10]	读取数据，绘图，处理数据
matplotlib [11]	绘图
scipy [12]	数值计算
scikit-learn [3]	分类模型的构造和运算

A.2 Adult 数据集特征分布补充资料

A.2.1 Adult 数据集所有属性分布直方图

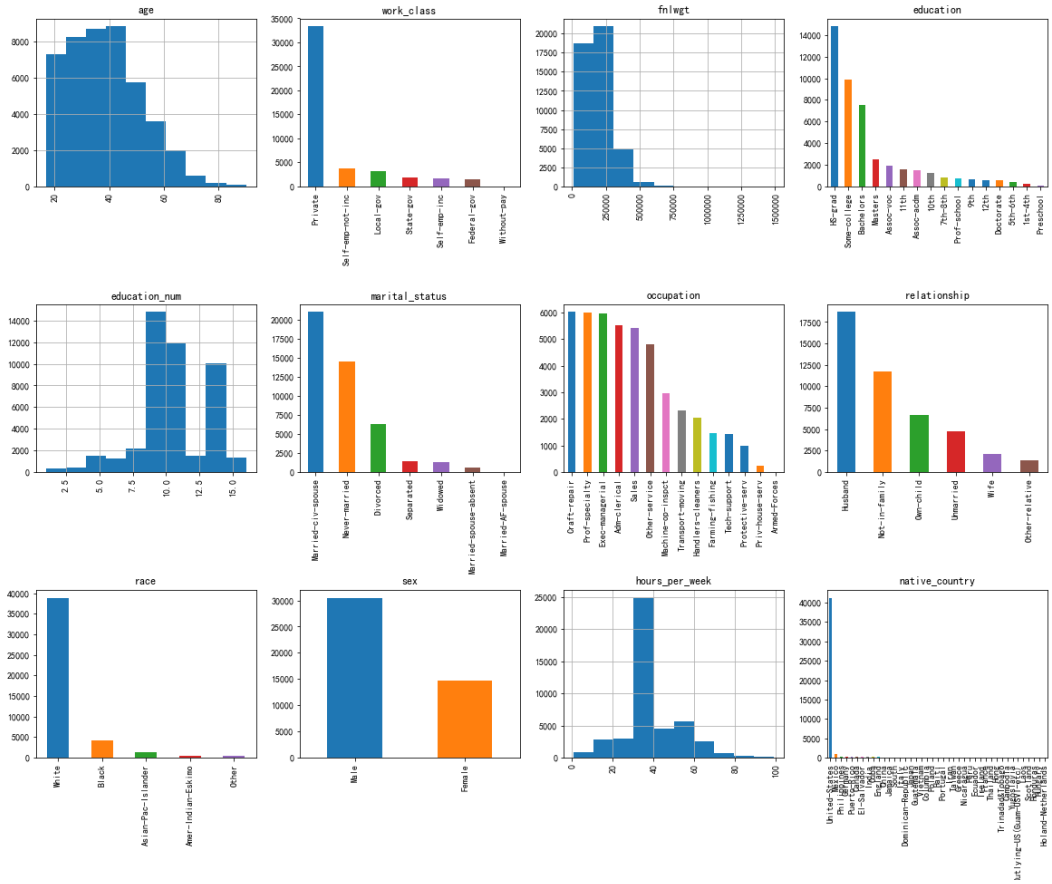


图 18: Adult 数据集所有属性的分布直方图

A.2.2 native-country 特征的详细分布

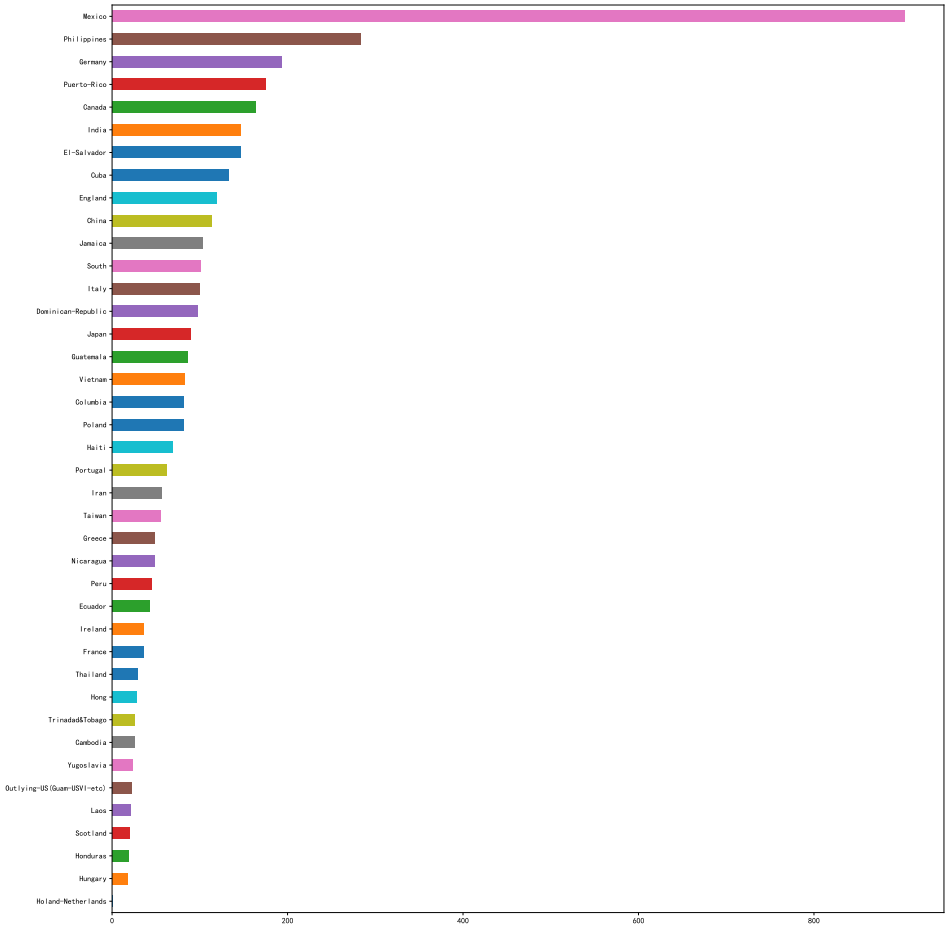


图 19: Adult 数据集 native-country 特征分布（除 United-States）

A.2.3 Adult 数据集特征向量化后的相关系数热度图（含相关系数，电子版可放大后观看）

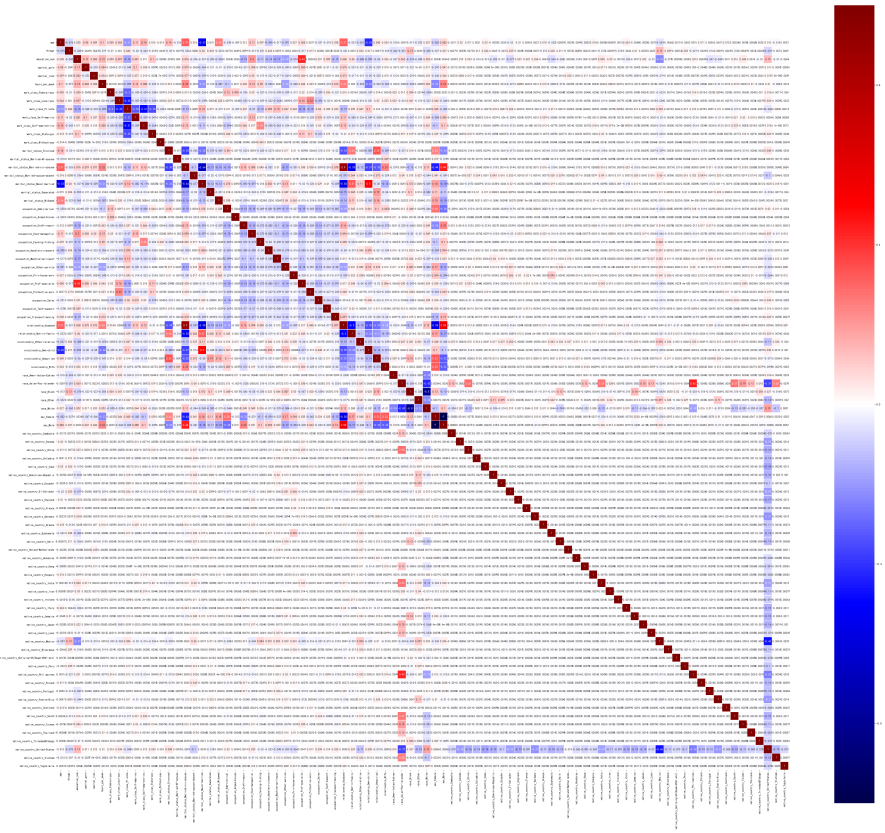


图 20: Adult 数据集特征向量化后的相关系数热度图（含相关系数）

A.2.4 各类别型特征下的详细类名

1. **workclass** Private, Local-gov, Self-emp-not-inc, Federal-gov, State-gov, Self-emp-inc, Without-pay, Never-worked；
2. **education** 11th, HS-grad, Assoc-acdm, Some-college, 10th, Prof-school, 7th-8th, Bachelors, Masters, Doctorate, 5th-6th, Assoc-voc, 9th, 12th, 1st-4th, Preschool；
3. **marital-status** Never-married, Married-civ-spouse, Widowed, Divorced, Separated, Married-spouse-absent, Married-AF-spouse；
4. **occupation** Machine-op-inspct, Farming-fishing, Protective-serv, Other-service, Prof-specialty, Craft-repair, Adm-clerical, Exec-managerial, Tech-support, Sales, Priv-house-serv, Transport-moving, Handlers-cleaners, Armed-Forces；
5. **relationship** Own-child, Husband, Not-in-family, Unmarried, Wife, Other-relative；
6. **race** Black, White, Asian-Pac-Islander, Other, Amer-Indian-Eskimo；
7. **sex** Male, Female；

8. **native-country** United-States, Cuba, Jamaica, India, Mexico, Puerto-Rico, Honduras, England, Canada, Germany, Iran, Philippines, Poland, Columbia, Cambodia, Thailand, Ecuador, Laos, Taiwan, Haiti, Portugal, Dominican-Republic, El-Salvador, France, Guatemala, Italy, China, South, Japan, Yugoslavia, Peru, Outlying-US(Guam-USVI-etc), Scotland, Trinadad&Tobago, Greece, Nicaragua, Vietnam, Hong, Ireland, Hungary, Holand-Netherlands.

参考文献

[1] D. Dheeru and E. Karra Taniskidou, "UCI machine learning repository," 2017.

[2] "adult.names." http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/adult/adult.names.

[3] "scikit-learn." http://scikit-learn.org/stable/.

[4] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*, pp. 807–814, 2010.

[5] "Cs231n: Convolutional neural networks for visual recognition." http://cs231n.github.io/neural-networks-3/.

[6] D. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.

[7] "Python." https://www.python.org/.

[8] "Jupyter notebook." http://jupyter.org/.

[9] "Numpy." http://www.numpy.org/.

[10] "Pandas." http://pandas.pydata.org/.

[11] "matplotlib." https://matplotlib.org/.

[12] "scipy." https://www.scipy.org/.